基于韦伯局部描述子和颜色直方图的鳞翅目昆虫翅图像特征描述与种类识别

竺乐庆[1,*], 张大兴[2], 张 真[3]

(1. 浙江工商大学计算机与信息工程学院, 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学图形图像研究所, 杭州 310012; 3. 中国林业科学研究院森林生态与保护研究所, 国家林业局森林保护学重点实验室, 北京 100091)

摘要:【目的】本研究旨在探索使用计算机视觉技术实现对昆虫图像的自动分类方法。【方法】首先通过预处理对采集的昆虫标本图像去除背景,分割出双翅,并对翅图像的位置进行校正。然后把校正后的翅面沿翅伸展的纵向和切向分成4个区域,对每个区域提取WLD(Weber Local Descriptor)和HoC(Histogram of Color)特征并归一化。WLD在灰度图像上提取,反映了翅图像的局部纹理特征。HoC则在HSI(Hue, Saturation, Intensity)颜色空间的彩色图像上提取,反映了每个区域的颜色分布信息。将双翅的各个区域的WLD和HoC按序连接后,得到该昆虫图像的特征向量。使用昆虫图像样本训练集提取到的特征向量训练SVM(Support Vector Machine)分类器,最后使用这些训练得到的分类器即可实现对鳞翅目昆虫的分类识别。【结果】该方法在包含10种576个样本的昆虫图像数据库中进行了测试,取得了100%的独立预测精度,并有理想的时间性能、鲁棒性及稳定性。【结论】实验结果证明了WLD结合HoC是一种有效的鳞翅目昆虫图像特征描述方式。

关键词: 昆虫; 鳞翅目; 图像识别; 颜色直方图; WLD; 支持向量机

中图分类号: Q969.42 **文献标识码:** A **文章编号:** 0454-6296(2015)04-0419-08

Feature description of lepidopteran insect wing images based on WLD and HoC and its application in species recognition

ZHU Le-Qing[1,*], ZHANG Da-Xing[2], ZHANG Zhen[3] (1. School of Computer Science and Information Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. Institute of Graphics and Image, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310012, China; 3. Key Laboratory of Forest Protection of State Forestry Administration, Research Institute of Forest Ecology, Environment and Protection, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

Abstract:【Aim】This study aims to explore the method to realize the automatic insect image recognition based on computer vision technology.【Methods】The captured insect image was first preprocessed to remove the background, and were segmented into two pairs of wings, and the position of the wings was calibrated. Then the calibrated wings were divided into several regions along radial and angular directions. WLD (Weber Local Descriptor) and HoC (Histogram of Color) features were extracted and normalized in each region. The WLD features are extracted on grayscale image, reflecting the local texture feature of wing images. HoC features were extracted on HSI (Hue, Saturation, Intensity) color space, reflecting the color distribution information of the region. The WLD features and HoC features from all the regions of two pairs of wings were concatenated into a feature vector of the insect image. The feature vectors extracted from the insect image samples in training set were used to train the SVMs (Support Vector Machines) which were finally used to classify lepidopteran insects.【Results】The proposed method was tested in a database with 576 images and the standalone prediction accuracy was as high as 100%, and the system also demonstrated ideal time performance, good robustness and high stability.【Conclusion】The experimental results prove that the combination of WLD and HoC is an effective method for insect image feature description.

Key words: Insect; Lepidoptera; image recognition; Histogram of Color (HoC); Weber Local Descriptor (WLD); Support Vector Machine (SVM)

基金项目: 国家林业局推广项目[森林昆虫自动识别技术-2014(10)]

作者简介: 竺乐庆, 女, 1972年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别与嵌入式系统, E-mail: zhuleqing@zjgsu.edu.cn

* 通讯作者 Corresponding author, E-mail: zhuleqing@zjgsu.edu.cn

收稿日期 Received: 2014-12-17; 接受日期 Accepted: 2015-03-20

昆虫是世界上种类和数量最多,分布最广的动物,与人类的生活又密切相关。明确昆虫种类、分布及其活动,对认识与保护昆虫多样性,促进农林业生产和生态环境保护有重要的学术意义和应用前景。将先进的图像处理、模式识别等计算机视觉及信号处理技术应用于昆虫分类与识别领域,实现昆虫的自动识别,对于提高人类认识的普及度,减少农业生产中因为昆虫引起的病虫害,避免经济损失,有效地保护珍稀昆虫物种,维护生态环境平衡,具有不可忽略的作用(黄世国, 2008)。虽然仅凭昆虫的图像,对于有些近似物种,无法全然区分开,但至少可以将昆虫种类缩小到少数几种范围之内,从而达到辅助鉴定的目的。

早在 20 世纪 90 年代,就有工程技术人员展开了对昆虫自动鉴定方法的研究。如 Liu (1996)提出的基于计算机视觉技术的卷蛾类(Tortricinae)昆虫自动识别方法;Albrecht 和 Kaila(1997)提出的小潜蛾科(Elachistidae) 昆虫识别方法;Adsavakulchai 等(1998)提出的橘小实蝇 *Bactrocera dorsalis* 混合种群鉴定方法;Tofilski(2004)开发的自动测量黄蜂 *Dolichovespula* 和蜻蜓 *Aeshna juncea* 的翅脉特征的软件 DrawWing 及 Andrew 和 Carolyn (2008)开发的基于网络的计算机辅助昆虫鉴别工具 BugWing 都是基于翅脉特征的。还有一些方法是基于形态学特征的,如沈佐锐和于文新等(1998)提出的用面积、偏心率、形状参数等 11 项数学形态学特征作为昆虫图像识别(赵汗青等, 2002, 于新文等, 2003)的依据;姚青等(2001)以翅面正投影周缘曲率为指标,对 5 种蛾类迁飞昆虫及与其近似的非迁飞昆虫的前翅翅形进行数值分析和比较从而实现识别。此外,随着图像处理技术的发展,近年来又出现了一些新型的昆虫图像识别方法,如 Wen 等(2009)利用不变区域特征检测器和尺度不变特征变换(SIFT)提取特征,并比较了 6 种分类器对 5 种果园昆虫的分类效果;美国华盛顿大学的 Larios 等(2010)提出的使用 Haar 随机森林提取特征,通过鉴定襀翅目(Plecoptera)石蝇的种类和数量来监测河流等水环境的生态与健康情况;Al-Saqer 等(2011)用归一化交叉相关、Fourier 描述子、Zernike 矩、串匹配和区域属性等 5 种方法相结合的处理方式实现了核桃象鼻虫(pecan weevils)的识别。

上述方法都是针对特定范围内的昆虫识别展开研究,如翅脉特征比较适合具有透明翅的昆虫识别,形状特征则适用于形状稳定且有独特性的昆虫;SIFT 特征通常也只考虑局部灰度分布特性。对于鳞翅目昆虫而言,大多数种的翅表面覆盖有细微的鳞片,这些鳞片通常色彩丰富,花纹独特,而且具有种内相似性和种间区分性,可以作为图像识别的重要依据。因此本文对鳞翅目昆虫图像自动识别展开研究,同时提取鳞翅目昆虫翅表面的颜色分布特征和纹理特征,生成定长特征向量,训练分类器,最终实现鳞翅目昆虫的自动分类。

1 材料与方法

1.1 鳞翅目昆虫图像预处理

本实验使用的昆虫图像是用数码相机对昆虫标本拍摄得到,标本头部在上,两翅向左右两侧展开,图片中与昆虫无关的背景已去除并被置为黑色。昆虫图像预处理的算法流程已在本文作者的相关文献(Zhu and Zhang, 2012)中作详细介绍,本文不再展开,如需了解请查阅该文献。预处理之前的图像和处理后得到的图像如图 1。

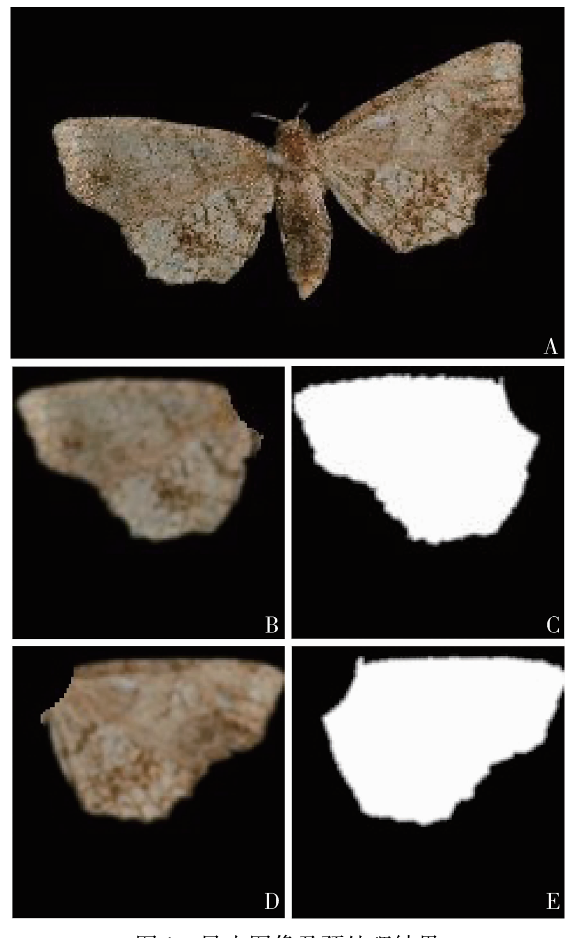


图 1 昆虫图像及预处理结果

Fig. 1 Insect image and the preprocessed results

A: 原图 Origin image; B: 左翅 Left wing; C: 左翅蒙板 Left wing mask; D: 右翅 Right wing; E: 右翅蒙板 Right wing mask.

1.2 昆虫图像特征提取

本文使用颜色特征和纹理特征联合描述鳞翅目昆虫翅图像。颜色特征使用区域颜色直方图，而纹理特征则使用了韦伯局部描述子(Weber Local Descriptor, WLD)(Chen *et al*., 2010)。

1.2.1 区域颜色直方图：为了尽可能减少光照变化带来的影响，本实验首先把预处理得到的翅图像从RGB(Red, Green, Blue)颜色空间转化到HSI(Hue, Saturation, Intensity)颜色空间，并且仅使用H和S分量，舍弃了I分量，因为考虑到I分量受光照强弱影响较大。并将翅面图像沿纵向和切向分为上下左右4个区域，分别统计每个区域处于蒙板内的像素的2D颜色直方图，如图2所示。我们认为H分量所含的色度信息比饱和度信息更重要，因此在量化时H分量的量化单位相对较小，以期取得更高的区分能力，综合考虑特征向量的长度和区分能力，在本文中将H分量分为8个区间，S分量则只分4个区间，这样每个区域可得到长度为4×8=32的2D颜色直方图特征向量(图3)。将4个区域的向量首尾连接，则得到32×4=128维特征向量，左右翅连接则为256维。

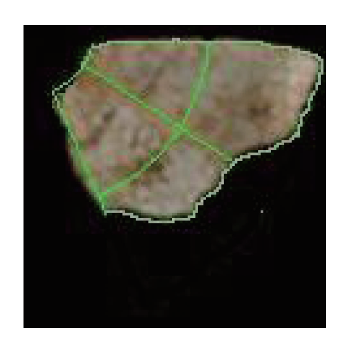


图2　昆虫翅面区域划分

Fig. 2　Region division of insect wing



图3　昆虫翅面各区域内S和H分量2D直方图示意图

Fig. 3　Illustration of the 2D histogram of Saturation and Hue components for each region of insect wing

1.2.2 WLD特征提取：韦伯法则：19世纪的实验心理学家Ernst Weber观察到人们对能感知到的最低信号变化量与背景信号强度的比例是一个常数(Jain, 1989)。这个被称为韦伯法则的关系可表示为：

$$\frac{\Delta I}{I} = \mathrm{k} \tag{1}$$

这里ΔI表示信号变化量的阈值(正好可被注意到的变化量)，I表示初始刺激强度，k为比例因子，不论I如何变化，k保持为常数，分式$\Delta I/I$被称为韦伯分式。

简而言之，韦伯法则指出恰好能被注意的变化量大小与原来的刺激量成正常数比例关系。例如，在嘈杂的环境中讲话必须大声喊，而安静的环境中只要轻声讲就可以被听到。

1.2.3 WLD特征提取：图4给出了昆虫翅图像WLD特征的提取方法。WLD包括两个成分：差分激励ξ和方向θ。

差分激励：差分激励ξ反映的是当前像素与其周围像素的差异，目的是找出一幅图像在人眼视觉感知中变化比较明显的区域。设当前像素点为x_c，则该点的差分激励为$\xi(x_c)$，首先计算x_c和邻域像素的不同，如式(2)所示：

$$v_s^{00} = \sum_{i=0}^{p-1}(\Delta x_i) = \sum_{i=0}^{p-1}(x_i - x_c) \tag{2}$$

其中$x_i(i=0,1,\cdots,p-1)$表示x_c的第i个相邻像素，p是它的相邻像素数量。如采用3×3的区域，则$p=8$(图4)。受韦伯法则所启发，我们进一步可计算差分激励与当前像素强度的比值，这一比值可通过计算两个滤波器f_{00}和f_{01}(其输出实际上是原图本身)的输出之比得到：

$$G_{\mathrm{ratio}}(x_c) = v_s^{00}/v_s^{01} \tag{3}$$

在$G_{\mathrm{ratio}}(\cdot)$上计算其反正切函数$\Gamma$：

$$\Gamma_{\arctan}[G_{\mathrm{ratio}}(x_c)] = \arctan[G_{\mathrm{ratio}}(x_c)] = \arctan[\frac{v_s^{00}}{v_s^{01}}] = \arctan[\sum_{i=0}^{p-1}(\frac{x_i - x_c}{x_c})] \tag{4}$$

因此，差分激励$\xi(x_c)$的计算方法为：

$$\xi(x_c) = \arctan[\frac{v_s^{00}}{v_s^{01}}] = \arctan[\sum_{i=0}^{p-1}(\frac{x_i - x_c}{x_c})] \tag{5}$$

由上式可知，如当前像素大于其邻域像素均值时，即$\xi(x_c)<0$，说明当前点在该区域亮度较高，反之，则说明周围各点的亮度大于当前点。

在本文中，我们希望计算得到的差分激励能归一化到[0,1]区间内，并适当对当前像素与其邻域的像素差异进行放大，修正后的计算公式如下：

$$\xi'(x_c) = [\arctan(\frac{\alpha v_s^{00}}{v_s^{01}+\beta}) + \frac{\pi}{2}]/\pi =$$

$$(\arctan[\alpha\sum_{i=0}^{p-1}(\frac{x_i - x_c}{x_c + \beta})] + \frac{\pi}{2})/\pi \quad (6)$$

其中β是一个较小的整数，避免出现当前像素值为0时分母为0的情况，α为缩放因子。

方向角：如图4所示，WLD中的方向成分为梯度方向(Lowe, 2004)，计算公式如下：

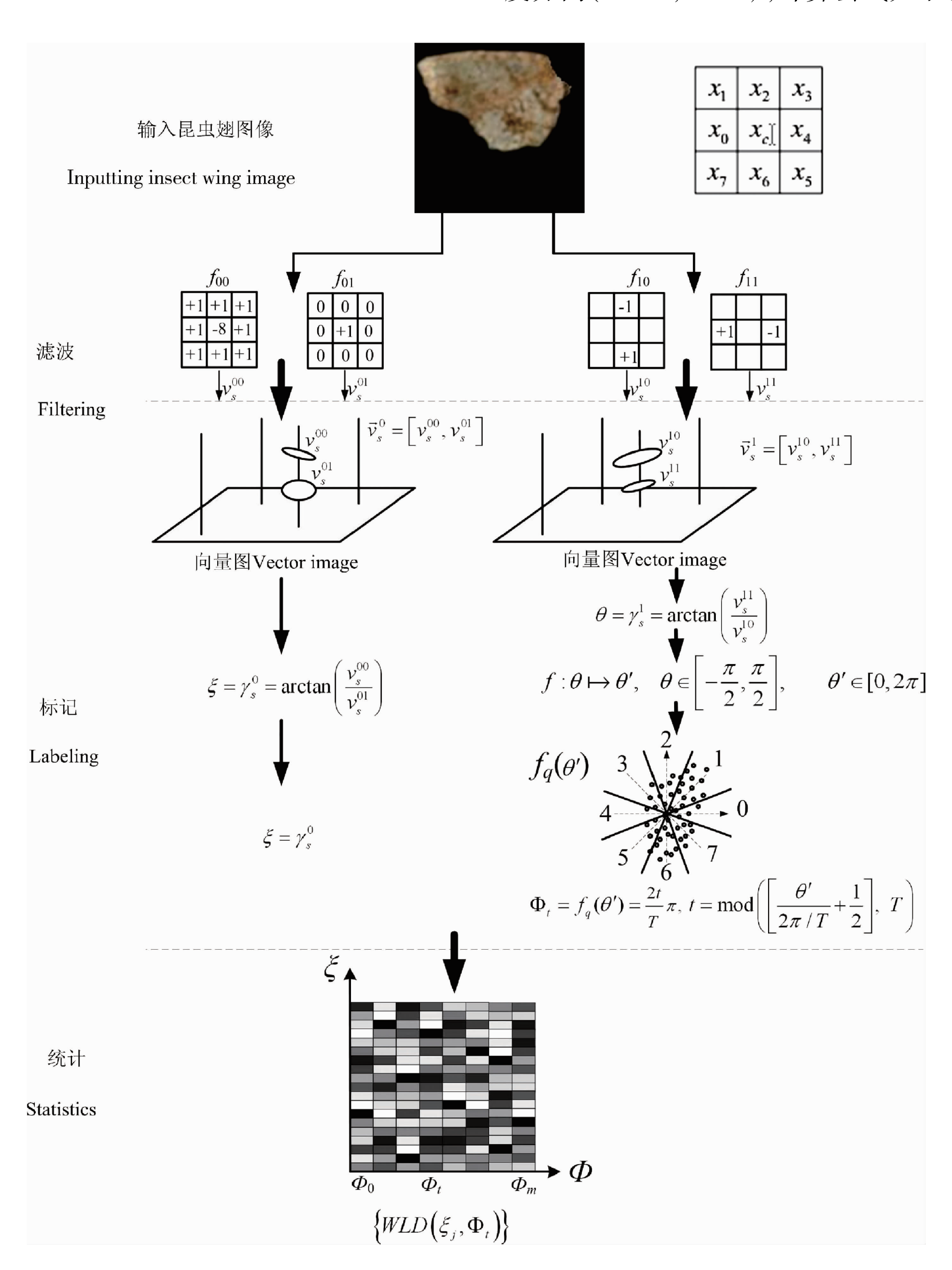


图4 计算WLD描述子示意图(Chen *et al*., 2010)

Fig. 4 Illustration of the computation of the WLD descriptors (Chen *et al*., 2010)

$$\theta(x_c) = \arctan(\frac{v_s^{11}}{v_s^{10}}) \quad (7)$$

其中 v_s^{10} 和 v_s^{11} 分别为滤波器f_{10}和f_{11}的输出：

$$v_s^{10} = x_5 - x_1$$
$$v_s^{11} = x_7 - x_3 \quad (8)$$

为了简化计算，我们将θ量化到T个主方向上，在量化前，先做了映射$f:\theta\rightarrow\theta'$。

$$\theta' = \begin{cases} \theta & v_s^{11} \geqslant 0 \text{ 且 } v_s^{10} \geqslant 0 \\ \theta + \pi & v_s^{11} \geqslant 0 \text{ 且 } v_s^{10} \leqslant 0 \\ \theta + \pi & v_s^{11} \leqslant 0 \text{ 且 } v_s^{10} \leqslant 0 \\ \theta + 2\pi & v_s^{11} \leqslant 0 \text{ 且 } v_s^{10} \geqslant 0 \end{cases} \quad (9)$$

在这里，$\theta \in [-\pi/2, \pi/2]$，$\theta' \in [0, 2\pi]$，这一映射综合考虑了式(7)的计算及 v_s^{10} 和 v_s^{11} 的符号。角度量化函数可用下式描述：

$$\Phi_t = f_q(\theta') = \frac{2t}{T}\pi, t = \mathrm{mod}\left(\left| \frac{\theta'}{2\pi/T} + \frac{1}{2} \right|, T \right) \tag{10}$$

例如图 4 中，取 $T = 8$，则 T 个主方向为 $\Phi_t = (t\pi)/4$，$(t = 0,1,\cdots,T-1)$，换言之，凡是落在区间 $[\Phi_t - \pi/T, \Phi_t + \pi/T]$ 的角度值都量化为 Φ_t。

WLD 直方图：利用式(6)和式(10)分别计算得到图像中每个像素的差分激励和方向值后，可以得到图像的二维向量表示 $\{WLD(\xi_j, \Phi_t)\}$ 其中 $j = 0, 1, \cdots, N-1$，$t = 0, 1, \cdots, T-1$，T 是方向角的量化参数，N 是图像的维数。为进一步分类，我们把二维向量 $\{WLD(\xi_j, \Phi_t)\}$ 映射成一维向量，如图 5，首先将 $\{WLD(\xi_j, \Phi_t)\}$ 按照像素的梯度方向分解成 T 个子序列 $H(t)$，$t = 0, 1, \cdots, T-1$，$H(t)$ 表示该梯度方向上的差分激励。然后对 $H(t)$ 进行量化，按照 $\xi(x_c)$ 的取值范围平均分成 M 个区间，即 $Hm,t(m = 0, 1, \cdots, M-1)$，$M$ 是差分激励的量化参数。已知 $\xi(x_c)$ 的取值范围为 $l = [0, 2\pi]$，把 l 平均分为 M 段，则第 m 段为 $l_m(m = 0, 1, \cdots, M-1)$，设 $l_m = [\eta_{m-1}, \eta_m]$，则下界 $\eta_{m-1} = 2\pi m/M$ 上界 $\eta_m = 2\pi(m+1)/M$。

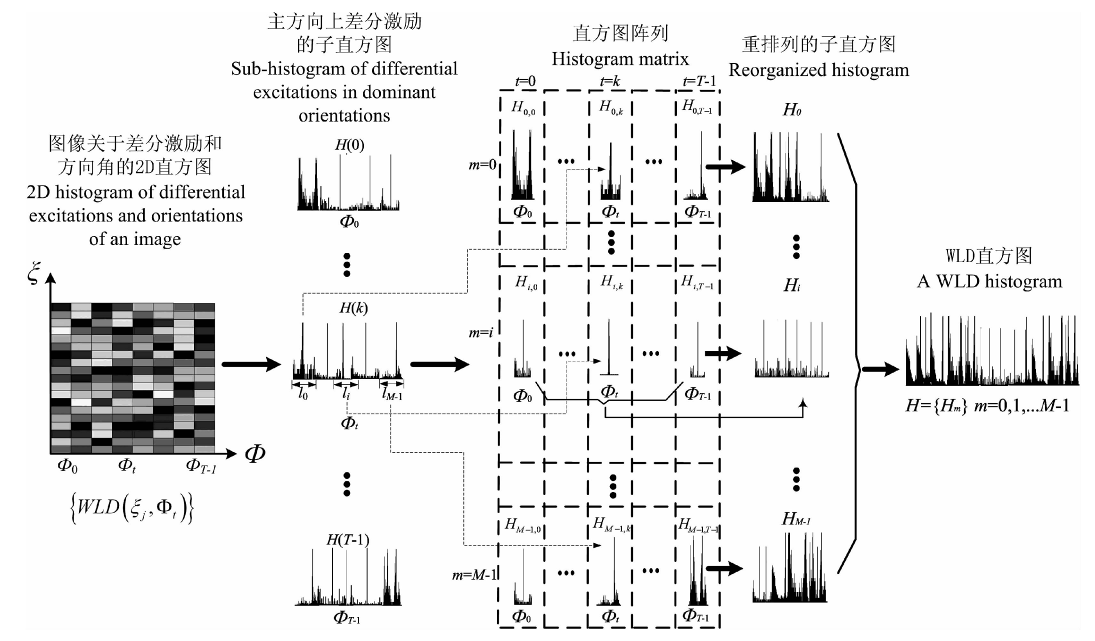


图 5　图像 WLD 直方图生成示意图(Chen *et al*., 2010)

Fig. 5　An illustration of a WLD histogram for a given image (Chen *et al*., 2010)

在本文中，为简化计算，选择的量化参数为 $M = 6$，$T = 8$，因为每个翅图像大小会有变化，图像的大小受距离远近影响，为消除这种影响，我们对最终得到的 WLD 直方图进行了归一化处理，即

$$H'_{m,t} = \mathrm{K}H_{m,t}/N \tag{11}$$

其中 K 为常数，主要目的是放大特征的数值，本文取 100，N 为如图 1(C)或(E)所示的白色蒙板内的像素的数量，即翅图像有效前景区域内的像素总数。1.2.1 节提取的颜色直方图也采用了同样的方式进行了归一化。

分别对如图 2 所示的 4 个区域分别提取 WLD 直方图，每个区域将得到 $M \times T = 6 \times 8 = 48$ 维的特征向量，4 个区域连接得 $4 \times 48 = 192$ 维的特征向量，将左右双翅向量串接得到 $2 \times 192 = 384$ 维的 WLD 特征向量。再将 1.2.1 节提取的颜色直方图向量联连，最终每个昆虫图像将提取到长度为 $384 + 256 = 640$ 的特征向量。

1.3　基于 SVM(Support Vector Machine)的昆虫分类识别

支持向量机是优秀的基于统计学习的分类器，对小样本训练集特别有效。SVM 属于一种最大间隙分类器，通过找到一个与训练集(包括正例和负例)中的最近点(称为支持向量)距离最大的超平面实现两类之间的模式识别。假如训练集为 x_i，$i = 1, 2, \cdots, N$，其中每个点 x_i 属于用标签 $t_i \in \{-1, 1\}$ 标示的两类之中的一类。对线性可分数据，分类就是要找出这样一个超平面，使得支持向量到超平面的距离最大化，该超平面称为最优分离超平面(Optimal Separating Hyperplane, OSH)。OSH 具有如下形式：

$$f(x) = \sum_{i=1}^{L} \alpha_i t_i (x \cdot x_i) + d \tag{12}$$

式(12)中的系数 α_i 和 d 为二次规划问题的解(Vapnik, 1998). 对一个新数据点 x 的分类只要通过求解上式右端的符号就可实现。以上过程可以扩展到非线性分离平面的构造。输入空间的每个点 x 可以映射到更高维的称为特征空间的点 $z = \Phi(x)$, 在该空间中数据由超平面分开。在这个过程中最关键的一个属性是映射 $\Phi(.)$ 必须满足如下条件:在特征空间的两点的点积 $\Phi(x)$, $\Phi(y)$ 可以用一个核函数 $K(x,y)$ 来描述。此时超平面描述为(Nello and John, 2000):

$$f(x) = \sum_{i=1}^{L} \alpha_i t_i K(x,x_i) + d \qquad (13)$$

其中 t_i 是理想的输出, d 是学习得到的常量, $\sum_{i=1}^{L} \alpha_i t_i = 0$, $\alpha_i > 0$, x_i 是由优化过程从训练得到的支持向量。理想的输出根据对应的支持向量属于第 1 类或第 2 类分别取 1 或 −1, α_i, d 也是在优化训练过程中得到的 SVM 参数。$f(x)$ 与特征空间的维度无关。在本文中,我们使用了多项式核函数:

$$K(x,y) = (1 + x \cdot y)^h \qquad (14)$$

这里 h 是多项式的阶次,此时映射函数 $\Phi(x)$ 是由所有可能的单项式输入组成,最高不超过 h 次。

2 结果

上述方法在装有 Visual Studio 2010 和 OpenCV 的 PC 机上实现,CPU 为 Intel Core2 2.53 GHz,内存为 3.46 G。我们创建的图像库中包含 10 类昆虫,每类昆虫有 47 ~ 69 个不同图像样本,这 10 类昆虫为:白黑华苔蛾 *Agylla ramelana*、朝尺蛾 *Pseudopanthera corearia*、淡眉夜蛾 *Pangrapta umbrosa*、稻暗水螟 *Bradina admixtalis*、点眉夜蛾 *Pangrapta vasava*、冬麦沁夜蛾 *Rhyacia auguridis*、黑缘岩尺蛾 *Scopula virgulata*、黄斑眉夜蛾 *Pangrapta flavonacula*、黄边土苔蛾 *Eilema usuguronis* 和灰双纹螟 *Herculia glaucinalis*,在表 1 和表 2 中依次对应编号 1 − 10。在每类昆虫内,我们随机选择其中的 4/5 作为训练样本,剩下的共 112 个图像作为测试样本。所有的样本经过预处理,并用第 1.2 节介绍的方法提取特征,由此每幅图像可以提取到长度为 640 的特征向量。由于 SVM 是一种二分类器,为了解决多类问题,我们分别采用了一对多的策略和一对一(pairwise)策略:一对多的策略中,对 q 类分类问题,训练了 q 个 SVM 分类器,每个分类器可将某一特定的类从其余类中区分开,每类昆虫都有一个对应的 SVM 分类器来区分输入的测试图像;一对一策略中,在任意两类样本之间设计一个 SVM,因此 q 个类别的样本就需要设计 $q(q-1)/2$ 个 SVM, 对一个未知样本进行分类时,最后得票最多的类别即为该未知样本的类别。表 1 给出使用多项式核 $(u'v+1)^3$ SVM 分类结果。其中中间 6 列为一对多 SVM 分类结果,最后一列为一对一 SVM 分类并投票所得结果。表 1 同时给出了每一种的预测精度及马修斯相关系数(Matthews correlation coefficient, *MCC*), *MCC* 计算公式如下:

$$MCC = (TP * TN - FP * FN)/\text{sqrt}[(TP+FP)(TP+FN)(FP+TN)(TN+FN)] \qquad (15)$$

其中 *TP*, *TN*, *FP* 和 *FN* 分别表示正确接受、正确拒绝、错误接受、错误拒绝的样本数量。从表 1 知,用一对一 SVM 投票统计所得独立测试结果正确率为 100%,而一对多分类也对同类和异类样本有较高的识别率,证明了本文提出的特征描述方式有比较理想的区分能力。

表 1 多项式核 SVM 类间类内匹配测试结果

Table 1 Intra-class and inter-class matching results using polynomial kernel SVMs

昆虫编号 Insect no.	同类样本 Intra-class samples		异类样本 Inter-class samples		马修斯相关系数 Matthews correlation coefficient	识别率(%) Recognition rate	投票法精度(%) Voting accuracy
	总数 Total	拒绝数 Rejected	总数 Total	接受数 Accepted			
1	13	0	99	2	0.921	0.982	100
2	11	0	101	5	0.808	0.946	100
3	12	1	100	2	0.866	0.973	100
4	10	0	102	2	0.904	0.982	100
5	9	0	103	11	0.634	0.902	100
6	12	0	100	4	0.848	0.907	100
7	9	0	103	2	0.896	0.982	100
8	10	0	102	10	0.672	0.911	100
9	13	0	99	3	0.888	0.973	100
10	13	0	99	5	0.828	0.955	100
总计 Total	112	1	1 008	46	0.817	0.958	100

本文提出的特征描述方式与 Zhu 和 Zhang (2012) 中提出的基于区域平均颜色特征的方法的性能进行了比较，如表 2。两种方法都采用同样的多项式核 SVM 进行训练并分类识别，用相同的图像数据集进行测试。由表 2 数据可知，本文提出的方法在类内测试和类间测试中都要比区域平均颜色特征有更高的正确率，前者比后者分别高出约 7% 和 4%，说明本文提出的昆虫特征描述方式在区分性和一致性方面都表现出比较理想的效果。

表 3 则给出了本文提出的昆虫识别方法的时间性能，从表 3 知，预处理用了约 50 ms，特征提取用了约 30 ms，训练 SVM 分类器需要 35 ms，而对一个特征向量分类识别则比较高效，用时小于 1 ms。上述数据说明本文提出的昆虫图像识别方法能满足实时应用的需要。

表 2　本文方法与基于区域平均颜色特征的方法的识别性能比较

Table 2　Comparison of recognition performance between the proposed method in this study and the previous method

昆虫编号 Insect no.	基于区域平均颜色特征的方法 Method based on local mean color feature		本研究方法 Proposed method in this study	
	类内测试正确率(%) Intra-class testing accuracy	类间测试正确率(%) Inter-class testing accuracy	类内测试正确率(%) Intra-class testing accuracy	类间测试正确率(%) Inter-class testing accuracy
1	100	100	100	97.98
2	100	97.03	100	95.05
3	75	85	91.67	98
4	70	89.22	100	98.04
5	88.9	85.44	100	89.32
6	91.7	90	100	96
7	88.9	94.17	100	98.06
8	100	92.16	100	90.20
9	100	95.96	100	96.97
10	100	86.87	100	94.95
总计 Total	91.96	91.57	99.11	95.43

表 3　本文方法各过程的时间性能

Table 3　The time performance of each procedure of the method used in this study

过程 Procedures	预处理 Preprocessing	特征提取 Feature extraction	训练单个 SVM Training one SVM	单次分类预测 Single classification prediction
时间 Time (ms)	50	30	35	<1

3　讨论与结论

本文提出了一种全新的鳞翅目昆虫图像特征描述方式，从而可使用鳞翅目昆虫标本图像实现对昆虫种类的识别。去除背景后的鳞翅目昆虫图像经过预处理，分别提取左右翅图像的 HSI 颜色空间的色度和饱和分量的 2D 直方图特征以及灰度空间的 WLD 特征，连接成定长的特征向量。最后为每一类昆虫训练多项式核 SVM，以实现分类识别。该方法在包含 10 类鳞翅目昆虫的图像样本库中进行了测试，测试结果表明，该方法在类间和类内识别的精度以及时间性能方面都表现出比较理想的效果，与 Zhu 和 Zhang(2012) 中基于区域平均颜色特征的方法相比，本文提出的特征描述在类间区分性和类内验证性方面都要优于前者，而特征向量的长度却相差不大(分别为 400 与 640)，这是因为本文方法兼顾了昆虫翅图像的纹理特征和颜色特征，能更全面地反映昆虫翅图像的特征信息，而信息量并没有增加太多，因此是一种较理想的鳞翅目昆虫翅特征描述方式。测试数据集上 100% 的独立预测精度证明了本文提出的鳞翅目昆虫图像特征描述方法的有效性。

参考文献 (References)

Adsavakulchai S, Baimai V, Prachyabrued W, Grote PJ, Lertlum S, 1998. Morphometric study using wing image analysis for identification of the *Bactrocera dorsalis* complex (Diptera: Tephritidae). *WWW J. Biol.*, 3: 1-6.

Albrecht AK, Kaila L, 1997. Variation of wing venation in Elachistidae (Lepidoptera: Gelechioidea): methodology and implications to systematics. *Syst. Entomol.*, 22(3): 185-198.

Al-Saqer SM, Weckler P, Solie J, Stone M, Wayadande A, 2011. Identification of pecan weevils through image processing. *Am. J. Agr. Biol. Sci.*, 6(1): 69-79.

Andrew M, Carolyn V, 2008. BugWing@, a web-based computer aided insect identification tool. In: Northwest Academic Computing Consortium Report. Bentonville. 1-9.

Chen J, Shan S, He C, Zhao G, Matti P, Chen X, Gao W, 2010. WLD: a robust local image descriptor. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 32(9): 1705-1720.

Huang SG, 2008. Research on the Key Techniques of Image-based Insect Recognition. PhD Dissertation, Northwest University, Xi'an. 2-4. [黄世国, 2008. 基于图像的昆虫识别关键技术研究. 西安: 西北大学博士学位论文. 2-4]

Jain AK, 1989. Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall, Upper Saddle River, NJ. 51.

Larios N, Soran B, Linda LG, Martínez-Muñoz G, Lin J, Dietterich TG, 2010. Haar random forest features and SVM spatial matching kernel for stonefly species identification. 20th Int. Conf. Pattern Recog., Instanbul, Turkey. 2624-2627.

Liu JD, 1996. How to construct the expert system for species identification using venation of Tortricinae (Lepidoptera). *Entomol. Sin.*, 3(2): 133-137.

Lowe DG, 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. J. Comput. Vis.*, 60(2): 91-110.

Nello C, John ST, 2000. An Introduction to Support Vector Machine and Other Kernelbased Learning Methods. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom.

Shen ZR, Yu XW, 1998. Perspective and research of mathematical insect morphology and its application. *Acta Entomol. Sin.*, 41(S1): 140-148. [沈佐锐, 于新文, 1998. 昆虫数学形态学研究及其应用展望. 昆虫学报, 41(S1): 140-148]

Tofilski A, 2004. DrawWing, a program for numerical description of insect wings. *J. Insect Sci.*, 4: 1-5.

Vapnik V, 1998. Statistical Learning Theory. New York, Wiley. 401-567.

Wen C, Guyer DE, Li W, 2009. Local feature-based identification and classification for orchard insects. *Biosyst. Eng.*, 104: 299-307.

Yao Q, Zhang ZT, Lai FX, Fu Q, Li BJ, Wen LP, 2001. Numerical analysis on wing form of five migratory moths and non-migratory similar species. *Acta Entomol. Sin.*, 44(1): 72-78. [姚青, 张志涛, 赖凤香, 傅强, 李宝娟, 文丽萍, 2001. 五种迁飞蛾类及非迁飞近似种前翅形状的数值分析. 昆虫学报, 44(1): 72-78]

Yu XW, Shen ZR, Gao LW, Li ZH, 2003. Feature measuring and extraction for digital image of insects. *J. China Agr. Univ.*, 8(3): 47-50. [于新文, 沈佐锐, 高灵旺, 李志红, 2003. 昆虫图像几何形状特征的提取技术研究. 中国农业大学学报, 8(3): 47-50]

Zhao HQ, Shen ZR, Yu XW, 2002. On computer-aided insect identification through math-morphology features. *J. China Agr. Univ.*, 7(3): 38-42. [赵汗青, 沈佐锐, 于新文, 2002. 数学形态特征应用于昆虫自动鉴别的研究. 中国农业大学学报, 7(3): 38-42]

Zhu LQ, Zhang Z, 2012. Automatic insect classification based on local mean color feature and svms. *Orient. Insects*, 46(3-4): 260-269.

(责任编辑: 袁德成)